

文章编号 1004-924X(2014)05-1304-08

## 神经网络辅助卡尔曼滤波在组合导航中的应用

崔留争<sup>1,2</sup>, 高思远<sup>1</sup>, 贾宏光<sup>1\*</sup>, 储海荣<sup>1</sup>, 姜瑞凯<sup>1</sup>

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院大学, 北京 100039)

**摘要:**为使基于微机电系统的捷联惯性导航/全球定位(MEMS-SINS/GPS)组合导航系统在 GPS 接收机无法正常工作时, 仍能提供满足精度要求的导航信息, 提出了径向基函数神经网络(RBFNN)辅助自适应卡尔曼滤波(AKF)的信息融合方法。首先, 基于该方法设计了由神经网络训练与预测两种模式构成的组合导航系统。在 GPS 可用时, 对 RBFNN 进行在线训练; 在 GPS 失锁时, 由 RBFNN 预测 AKF 更新过程的量测输入。然后, 建立了 RBFNN 与 AKF 的数学模型, 并设计了 RBFNN 的训练策略与 AKF 的自适应算法。最后, 通过跑车实验验证了该信息融合方法的有效性。实验结果表明, 在 GPS 断开时间为 40 s 和 100 s 时, 系统的位置精度分别优于 15 m 和 90 m。该信息融合方法能在 GPS 失锁时对导航误差发散进行有效阻尼, 是适用于小型无人机、制导炸弹与车辆的一种低成本、高鲁棒性、中等精度的导航方案。

**关键词:**径向基函数神经网络; 自适应卡尔曼滤波; 信息融合; 微电子机械系统; 组合导航

**中图分类号:**V421.6;U666.11 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20142205.1304

## Application of neural network aided Kalman filtering to SINS/GPS

CUI Liu-zheng<sup>1,2</sup>, GAO Si-yuan<sup>1</sup>, JIA Hong-guang<sup>1\*</sup>, CHU Hai-rong<sup>1</sup>, JIANG Rui-kai<sup>1</sup>

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences,  
Changchun 130033, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 1300039, China)

\* Corresponding author, E-mail: jiahg@ciomp.ac.cn

**Abstract:** To allow Micro-electro-mechanical System(MEMS)-based SINS/GPS integrated navigation systems to meet the accuracy requirements during GPS outages, a Radial Basis Function Neural Network (RBFNN) aided Adaptive Kalman Filtering (AKF) information fusion method was proposed. Firstly, the system structure consisting of dual modes of RBFNN training and prediction was designed. The RBFNN was trained while GPS signals were available and the inputs for AKF measurement updates were predicted during the GPS outages. Then, the mathematic models for RBFNN and AKF were built and the training strategy for RBFNN and the adaptive algorithm for AKF were designed. Finally, the performance of the proposed information fusion method was validated using real field test data. Test and experiment results show that the position precisions are better than 15 m and 90 m during GPS outages at 40 s and 100 s, respectively. The proposed information fusion method can effectively damp the divergence of the navigation error during GPS outages and can provide a low-cost,

收稿日期:2013-02-04;修订日期:2013-04-01.

基金项目:中国科学院知识创新工程国防科技创新重要方向项目(No. YYYJ-1122);中国科学院三期知识创新工程资助项目

high-robustness, and medium-accuracy navigation scheme for small Unmanned Aerial Vehicles(UA-Vs), guided bombs and land vehicles.

**Key words:** Radial Basis Function(RBF)neural network; adaptive Kalman filtering; information fusion; Micro-electro-mechanical System(MEMS); integrated navigation

## 1 引言

基于微机电系统的捷联惯性导航/全球定位(MEMS-SINS/GPS)组合导航系统具有高可靠性、低功耗、小尺寸等特点,可为小型无人机、制导炸弹与车辆等提供低成本的导航方案<sup>[1]</sup>。但GPS接收机易受信号遮挡、电磁干扰与载体机动等因素的影响而无法正常工作<sup>[2]</sup>。在上述因素存在时,组合导航系统工作于纯惯模式,此时,MEMS惯性器件精度低、误差稳定性差,由其引起的导航误差还会随时间积累,使得导航精度迅速下降。

在不增加硬件成本的情况下,可从两个方面解决上述问题:改进组合模式与改进信息融合方法<sup>[3]</sup>。

与采用位置与速度作为量测信息的松耦合组合模式相比,在可见星少于4颗时,采用伪距与伪距率作为量测信息的紧耦合对导航误差发散具有一定的阻尼效果<sup>[4-5]</sup>,但在GPS接收机完全无输出时,该方法是无效的。

组合导航系统常用的信息融合方法是基于卡尔曼滤波(Kalman Filtering, KF)的最优估计<sup>[6]</sup>。KF每个滤波周期都包括预测与更新两个阶段:在预测阶段,根据前一时刻的状态与系统状态方程来预测当前状态;在更新阶段,通过引入外部量测信息对预测误差进行修正<sup>[7]</sup>。若基于MEMS惯性器件的组合导航系统的状态方程不准确,则KF预测精度较低,且预测误差随时间积累,在没有量测修正时,导航误差将迅速发散<sup>[8-10]</sup>。

神经网络(Neural Network, NN)也常用来对GPS失锁时的SINS误差进行预测与校正<sup>[11-12]</sup>。NN本质上是从输入空间到目标空间的一个非线性映射,通过学习它可建立输入与输出之间的关系<sup>[13]</sup>。文献<sup>[14]</sup>证实,载体机动与SINS误差之间存在着很大的相关性,这种相关性虽然难以建模,但却可由NN进行准确拟合。文献<sup>[15-17]</sup>采用基于NN的位置与速度更新策略,在GPS失锁时间

较长时,获得了优于KF的导航精度。但NN无法在GPS可用时对SINS与GPS进行最优信息融合,且算法精度较低,并且依赖于训练效果。

考虑到信息融合方法KF与NN各有优缺点,有研究人员提出2种方法相结合的导航系统,但这种系统仅实现了两者之间的简单切换(在GPS失锁时,由KF切换到NN),无法充分发挥2种算法的优越性。为进一步提高MEMS-SINS/GPS组合导航系统在GPS接收机无法正常工作时的导航精度,本文提出了径向基函数神经网络(Radial Basis Function Neural Network, RBFNN)辅助自适应卡尔曼滤波(Adaptive Kalman Filtering, AKF)的信息融合方法。在整个工作过程中,均由AKF对系统状态进行最优估计。GPS可用时,对RBFNN进行在线训练;GPS失锁时,由RBFNN的预测值代替接收机输出,为AKF的更新过程提供量测输入。同时,为了保证RBFNN训练效果不同时AKF的滤波精度,引入了自适应算法对量测噪声协方差阵进行在线估计。最后,设计了跑车实验;验证了该方法的有效性。

## 2 系统结构

基于RBFNN辅助AKF信息融合方法的组合导航系统的结构如图1所示,其分为神经网络训练模式与神经网络预测模式。2种模式下均由AKF对系统状态进行最优估计,并利用估计值 $\hat{x}$ 对惯性器件与SINS的误差进行反馈校正。

当GPS接收机的输出信息可用时,系统工作于神经网络训练模式。此时,AKF更新过程的量测输入为:

$$z = z_{\text{available}} = [\delta v^E \quad \delta v^N \quad \delta v^U \quad \delta l \quad \delta \lambda \quad \delta h]^T, \quad (1)$$

式中: $\delta v$ 、 $\delta l$ 、 $\delta \lambda$ 与 $\delta h$ 分别为SINS与接收机输出的速度、纬度、经度与高度之差,上标E、N、U分别表示地理系东、北、天方向的分量。将这些量测信息作为RBFNN的训练目标,并根据相关分析结果,在比力 $f_b^a$ 、速度 $v$ 、姿态 $\varphi$ 及其变化率中,选择与训练目标相关性较大的项作为RBFNN的训练输入,利用训练样本集对RBFNN进行在线训练。

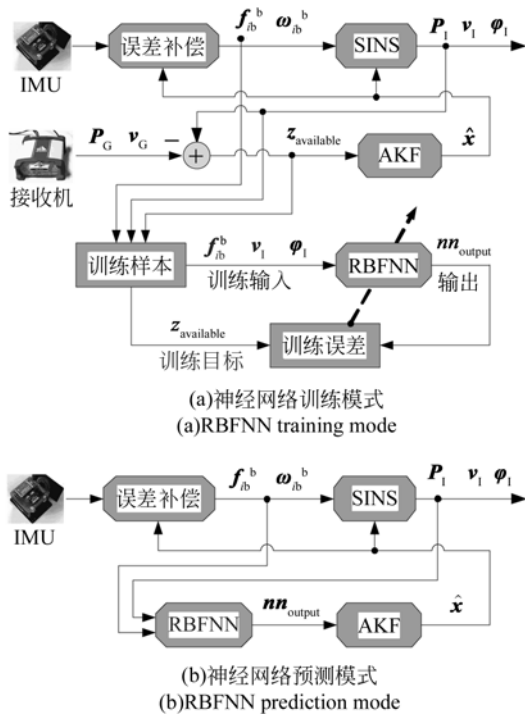


图 1 RBFNN 辅助 AKF 组合导航系统结构

Fig. 1 Configuration of RBFNN aided AKF integrated navigation system

当 GPS 接收机输出信息不可用时，系统工作于神经网络预测模式。RBFNN 根据输入信息对 AKF 更新过程的量测输入进行预测，即：

$$z = z_{\text{outage}} = nn_{\text{output}}, \quad (2)$$

式中： $nn_{\text{output}}$  为 RBFNN 的输出。

为避免训练过程的交叉耦合，提高训练速度，采用 6 个并行的 RBFNN 网络分别对应量测信息中的 3 个速度分量与 3 个位置分量。各网络输入与输出选择如表 1 所示。表中， $\phi, \theta, \psi$  分别为滚转、俯仰、偏航欧拉角，前缀  $\Delta$  表示一个步长内的变化量。

表 1 神经网络的输出与输入参数表

Tab. 1 The inputs and outputs of NNs

| 网络输出             | 网络输入   |
|------------------|--|
| $\delta v^E$     | $\Delta f^E, \theta, \phi, \Delta \psi, \Delta \phi$   |
| $\delta v^N$     | $\Delta f^N, \theta, \phi, \Delta \psi, \Delta \theta$ |
| $\delta v^U$     | $\Delta f^U, \theta, \phi, \Delta \theta, \Delta \phi$ |
| $\delta l$       | $\Delta v^E, \theta, \phi, \Delta \psi, \Delta \phi$   |
| $\delta \lambda$ | $\Delta v^N, \theta, \phi, \Delta \psi, \Delta \theta$ |
| $\delta h$       | $\Delta v^U, \theta, \phi, \Delta \theta, \Delta \phi$ |

### 3 神经网络设计

常用的 NN 模型包括 BPNN 与 RBFNN。BPNN 为全局逼近网络，其学习速度慢，实时性不能满足要求；而 RBFNN 为局部逼近网络，对每个训练样本，只需进行少量的权值与阈值调整即可，训练速度快。

#### 3.1 RBFNN 网络模型

RBFNN 是由 2 个网络层构成的前馈反向传播网络，隐层为径向基层，输出为线性层，其结构如图 2 所示。

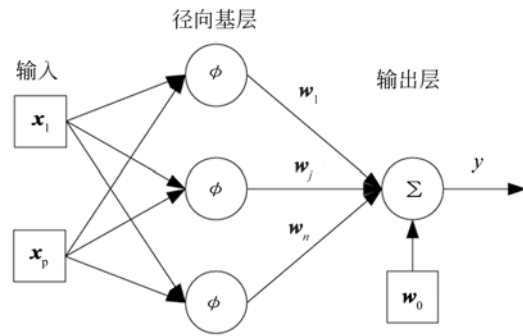


图 2 RBFNN 结构示意图

Fig. 2 Block diagram of RBFNN

RBFNN 的每个隐层单元用于实现一个径向基函数，常用的径向基函数为高斯函数：

$$\varphi(x, \mu) = e^{-\frac{\|x-\mu\|_2^2}{2\sigma^2}}, \quad (3)$$

式中： $x$  为网络输入； $\mu$  为高斯函数的中心； $\sigma$  为高斯函数的宽度； $\|\cdot\|_2$  为欧氏距离。

RBFNN 的输出为基函数的一个线性组合：

$$y(x) = w_0 + \sum_{j=1}^N w_j \varphi_j(x), \quad (4)$$

式中： $w$  为输入层与输出层之间的权值向量， $w_0$  为偏差。

#### 3.2 RBFNN 训练方法

受载体机动与工作环境等因素影响，工作过程中，MEMS-SINS 的误差发散趋势变化较大，若采用传统离线方式训练 RBFNN，将导致较大的预测误差。因此，需要根据 GPS 输出最新的训练信息，对 RBFNN 进行在线训练，为此采用了基于窗口的权值更新策略<sup>[18]</sup>，如图 3 所示。工作开始时，RBFNN 初始权值取随机值或经验

值;在 GPS 输出信息可用时,保存 RBFNN 的训练输入与训练目标,将它们作为训练样本;持续时间达到设定的窗口值时,利用该窗口段内的训练样本集更新 RBFNN 的初始权值,并存储更新后的权值作为下一窗口段的初始权值。在 GPS 输出信息不可用时,利用最新训练好的 RBFNN 进行预测。

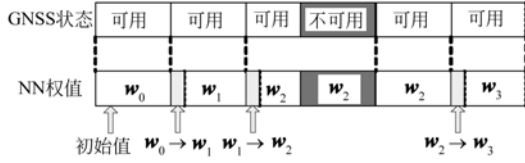


图3 基于窗口的权值更新方法示意图

Fig. 3 Window-based weight updating method

每个窗口段 RBFNN 的训练过程分两个阶段:

$$\dot{\delta \mathbf{v}} = (f^n \times) \delta \boldsymbol{\phi} - (2\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n) \times \delta \mathbf{v} - (2\delta \boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \delta \boldsymbol{\omega}_{en}^n) \times \mathbf{v} - \delta \mathbf{g}^n + \mathbf{C}_b^i \delta \mathbf{f}_{ib}^b, \quad (6)$$

式中:  $\delta \mathbf{v}$  为速度误差;  $f$  为比力;  $\boldsymbol{\omega}_{ie}^n$  与  $\boldsymbol{\omega}_{en}^n$  为导航系地球自转与位移角速率;  $\delta \mathbf{g}$  为重力误差;  $\delta \mathbf{f}_{ib}^b$  为加速度计输出误差。位置误差微分方程分别为<sup>[3]</sup>:

$$\dot{\delta \boldsymbol{\lambda}} = \frac{\delta v^E}{(R_n + h) \cos l} + \frac{v^E \tan l \delta l}{(R_n + h) \cos l} - \frac{v^E \delta h}{(R_n + h)^2 \cos l}, \quad (7)$$

$$\dot{\delta \mathbf{l}} = \frac{\delta v^N}{R_m + h} - \frac{v^N \delta h}{(R_m + h)^2}, \quad (8)$$

$$\dot{\delta \mathbf{h}} = \delta v^U, \quad (9)$$

式中:  $R_m$  与  $R_n$  为子午圈与卯酉圈主曲率半径。

针对低精度的 MEMS 惯性器件,将其随机误差建模为二阶自回归模型 Autoregressive, 即:

$$b(k) = -a_1 b(k-1) - a_2 b(k-2) + \beta_0 \omega_b(k), \quad (10)$$

$$\mathbf{x}_{\text{SINS}} = [\delta \boldsymbol{\phi} \quad \delta \boldsymbol{\theta} \quad \delta \boldsymbol{\psi} \quad \delta v^E \quad \delta v^N \quad \delta v^U \quad \delta l \quad \delta \lambda \quad \delta h]^T, \quad (14)$$

$$\mathbf{x}_{\text{sensor}} = [\omega_1^x \quad \omega_1^y \quad \omega_1^z \quad f_1^x \quad f_1^y \quad f_1^z \quad \omega_2^x \quad \omega_2^y \quad \omega_2^z \quad f_2^x \quad f_2^y \quad f_2^z]^T. \quad (15)$$

式中:  $\omega_1$  与  $\omega_2$ 、 $f_1$  与  $f_2$  为陀螺与加速度计的随机误差,上标  $x$ 、 $y$ 、 $z$  表示载体系 3 个正交方向的分量。状态转移矩阵  $\Phi$  为:

$$\Phi = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 6} & -\mathbf{C}_b^i & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 6} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{C}_b^i \\ \Phi_{\text{ins}, 9 \times 9} & \mathbf{0}_{3 \times 6} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 6} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{12 \times 9} & \mathbf{0}_{3 \times 6} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{A}_{6 \times 6} & \mathbf{A}_{3 \times 3}^{\omega} & \mathbf{A}_{3 \times 3}^f \\ & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \end{bmatrix}. \quad (16)$$

第一阶段,利用输入数据对中心  $\mu$  与宽度  $\sigma$  进行非监督学习;第二阶段,采用梯度下降法对隐层与输出层权值  $\boldsymbol{\omega}$  进行监督训练,两个阶段的训练方法均较简单、训练速度快,可满足系统实时性要求。

## 4 自适应卡尔曼滤波设计

### 4.1 状态方程与量测方程

组合导航系统的状态方程包括 SINS 的误差传播方程与惯性器件的随机误差模型。SINS 误差传播方程中的姿态误差微分方程为<sup>[19]</sup>:

$$\dot{\delta \boldsymbol{\phi}} = -(\boldsymbol{\omega}_{in}^n \times) \delta \boldsymbol{\phi} + \delta \boldsymbol{\omega}_{in}^n - \mathbf{C}_b^i \delta \boldsymbol{\omega}_{ib}^b, \quad (5)$$

式中:  $\delta \boldsymbol{\phi}$  为失准角;  $\boldsymbol{\omega}_{in}^n$  为导航系角速率;  $\mathbf{C}_b^i$  为载体系到导航系的方向余弦矩阵;  $\delta \boldsymbol{\omega}_{ib}^b$  为陀螺输出角速率误差。速度误差微分方程为<sup>[19]</sup>:

式中:  $a_1$ 、 $a_2$  为模型参数;  $\beta_0$  为器件白噪声的标准差;  $\omega_b$  为单位强度白噪声序列。定义状态变量  $x_1(k) = b(k-1)$ 、 $x_2(k) = b(k)$ , 则状态空间形式为:

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}_k = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -a_2 & -a_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}_{k-1} + \begin{bmatrix} 0 \\ \beta_0 \end{bmatrix} \omega_b(k). \quad (11)$$

组合导航系统 KF 的状态方程由上述 SINS 误差传播方程与惯性器件随机误差模型组成, 即:

$$\dot{\mathbf{x}}_k = \Phi_{k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{G}_{k-1} \mathbf{w}_{k-1}, \quad (12)$$

式中:  $\mathbf{x}$  为状态变量,  $\Phi$  为状态转移矩阵,  $\mathbf{G}$  为噪声驱动矩阵,  $\mathbf{w}$  为过程噪声。状态变量  $\mathbf{x}$  为:

$$\mathbf{x} = [\mathbf{x}_{\text{SINS}} \quad \mathbf{x}_{\text{sensor}}]^T. \quad (13)$$

式中:  $\Phi_{\text{ins}}$  由 SINS 误差传播方程离散化得到,  $\mathbf{A}_{6 \times 6}$ 、 $\mathbf{A}_{3 \times 3}^{\omega}$  与  $\mathbf{A}_{3 \times 3}^f$  为陀螺与加速度计 AR 模型的参数矩阵:

$$\mathbf{A}_{6 \times 6} = -\text{diag}(a_2^{ax} \quad a_2^{ay} \quad a_2^{az} \quad a_2^{fx} \quad a_2^{fy} \quad a_2^{fz}), \quad (17)$$

式中:  $a_2^{\omega}$  与  $a_2^f$  为陀螺与加速度计 AR 模型参数。

$$\mathbf{A}_{3 \times 3}^{\omega} = \text{diag}(-a_1^{ax} \quad -a_1^{ay} \quad -a_1^{az}), \quad (18)$$

式中:  $a_1^{\omega}$  为陀螺 AR 模型参数。

$$\mathbf{A}_{3 \times 3}^f = \text{diag}(-a_1^{fx} \quad -a_1^{fy} \quad -a_1^{fz}), \quad (19)$$

式中:  $a_i^f$  为加速度计 AR 模型参数。

KF 的量测方程为:

$$z_k = \mathbf{H}x_k + v_k. \quad (20)$$

式中:  $v$  为量测噪声,它是零均值的白噪声序列,  $\mathbf{H}$  为量测矩阵:

$$\mathbf{H} = [\mathbf{0}_{6 \times 3} \quad \mathbf{I}_{6 \times 6} \quad \mathbf{0}_{6 \times 12}]. \quad (21)$$

#### 4.2 AKF 算法设计

标准 KF 中,量测噪声协方差阵根据先验信息取确定值,并在整个工作过程中保持不变<sup>[20]</sup>。当由 RBFNN 预测值代替接收机输出为 KF 更新过程提供量测输入时,由于 RBFNN 预测精度受训练效果与 GPS 失锁时间的影响较大,若量测噪声协方差阵不随之改变,则 KF 估计误差将增大,甚至导致滤波发散。因此,引入基于信息自适应算法对 KF 量测噪声协方差阵进行在线估计。信息序列定义为:

$$d_k = z_k - \mathbf{H}_k \hat{x}_k = \mathbf{H}_k(x - \hat{x}_k) + v_k, \quad (22)$$

式中:  $d_k$  为  $k$  时刻的信息,  $\hat{x}_k$  为状态一步预测。对式(22)两端取方差,并根据正交性原理,得:

$$E\{d_k d_k^T\} = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k, \quad (23)$$

式中:  $\mathbf{P}_k^-$  为状态协方差阵的一步预测,  $\mathbf{R}_k$  为量测噪声协方差阵。若信息序列  $d_k$  在  $m$  个滤波步长内为各态经历的平稳过程,则:

$$E\{d_k d_k^T\} = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^{m-1} d_{k-i} d_{k-i}^T. \quad (24)$$

由式(23)与式(24)得  $\mathbf{R}_k$  的自适应估计值为:

$$\hat{\mathbf{R}}_k = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^{m-1} d_{k-i} d_{k-i}^T - \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T. \quad (25)$$

## 5 跑车实验与结果分析

### 5.1 实验设备与实验条件

为验证算法的有效性,进行了大量的跑车实验,实验设备如图 4 所示,其中,双天线 SINS/GPS



图 4 实验设备

Fig. 4 Data-collection equipment

GPS 组合导航系统为实验的基准系统, MEMS-SINS 采集比力与角速度信息,进行捷联惯导解算, Novatel DL-V3 GPS 接收机工作于单点定位与测速模式,提供 1 Hz 的位置与速度信息。实验设备的主要参数如表 2 所示。

表 2 实验设备主要参数

Tab. 2 Specifications of data-collection equipment

| 实验设备           | 主要参数                           |         |
|----------------|--------------------------------|---------|
| 双天线 SINS/GPS   | 位置精度/m(差分)                     | 优于 1    |
|                | 速度精度/m · s <sup>-1</sup>       | 0.1     |
|                | 姿态与航向精度/(°)                    | 0.1、0.2 |
| MEMS-SINS 陀螺   | 输出频率/Hz                        | 100     |
|                | 零偏/(°) · h <sup>-1</sup>       | 小于 100  |
|                | 比例因子/×10 <sup>-6</sup> m       | 200     |
|                | 随机游走/(°) · h <sup>-1/2</sup>   | 1       |
| MEMS-SINS 加速度计 | 输出频率/Hz                        | 100     |
|                | 零偏/mg                          | 小于 10   |
|                | 比例因子/×10 <sup>-6</sup> m       | 1 000   |
|                | 随机游走/(mg · h <sup>-1/2</sup> ) | 0.1     |

跑车轨迹如图 5 所示,整个跑车过程中 DL-V3 接收机均能正常工作。为模拟 GPS 的失锁情况,在图中的 5 处断开段,不将接收机输出引入组合导航系统,同时,为了考察失锁时间不同时信息融合方法的效果,将各断开段的时间长度分别设定为 40 s 与 100 s,各断开段的起止时间如表 3 所示。

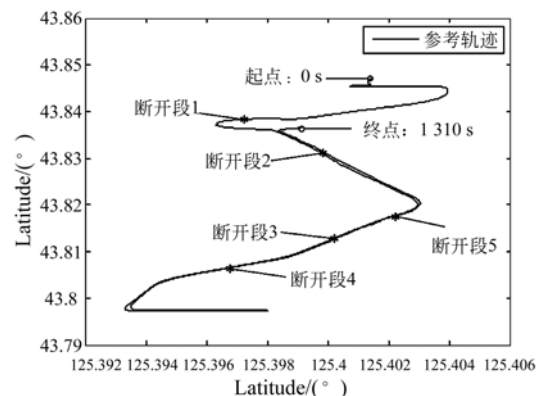


图 5 跑车轨迹

Fig. 5 Trajectory of vehicle experiment

为减少计算量,基于窗口的权值更新策略采用的是固定窗口分段的方法,窗口值设定为 45 s。以 GPS 断开 40 s 为例,在第 2 次重捕获以

后到第 3 次断开之前,共进行了 3 次训练,分别在 435、480 与 525 s 时,即只能用 525 s 时训练好的网络预测 561 s 以后的输出,这相当于增加了 GPS 的失锁时间。若采用移动开窗方法,KF 的每个滤波周期均需进行一次训练,计算过于复杂。因此,该训练方法是在计算实时性与精度之间的一种折衷选择。

表 3 跑车轨迹中各 GPS 断开段起止时间

Tab. 3 Start and end time of GPS outages for trajectory

| 断开段序号 | 断开时间 40/s   | 断开时间 100/s  |
|-------|-------------|-------------|
| 1     | 201~240     | 201~300     |
| 2     | 351~390     | 3 501~450   |
| 3     | 561~600     | 561~660     |
| 4     | 876~915     | 876~975     |
| 5     | 1 051~1 090 | 1 051~1 150 |

### 5.2 实验结果

在 GPS 各断开段,分别采用 3 种方法对导航误差的发散进行阻尼。具体为采用 AKF 方法预测组合导航状态,采用 RBFNN 预测 SINS 位置、速度误差,及采用本文提出的 RBFNN 辅助 AKF 方法进行补偿。

图 6~图 8 分别以 GPS 断开时间为 40 s 的第 3 断开段、GPS 断开时间为 40 s 的第 5 断开段以及 GPS 断开时间为 100 s 的第 3 断开段的纬度误差曲线为例,对采用不同数据融合方法的位置误差的发散情况进行说明。由图 6 与图 8 可以看出,随着 GPS 断开时间的增加,AKF 的预测误差

迅速发散,RBFNN 预测误差的发散速度相对较慢,但由图 6 与图 7 对比可知,RBFNN 的预测精度受训练效果的影响较大,而 RBFNN-AKF 方法在各种情况下均能获得相对较高的位置精度。

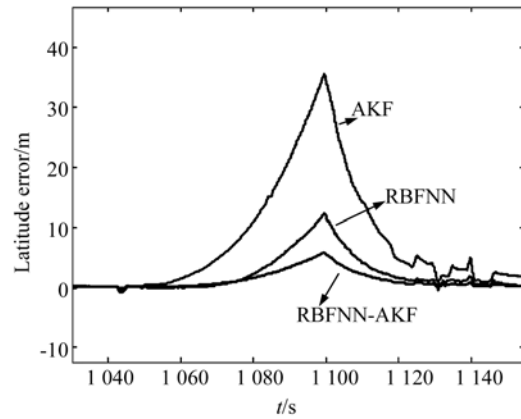


图 7 断开时间为 40 s 时第 5 段的纬度误差曲线  
Fig. 7 Latitude error curves of the fifth GPS outage with outage time of 40 s

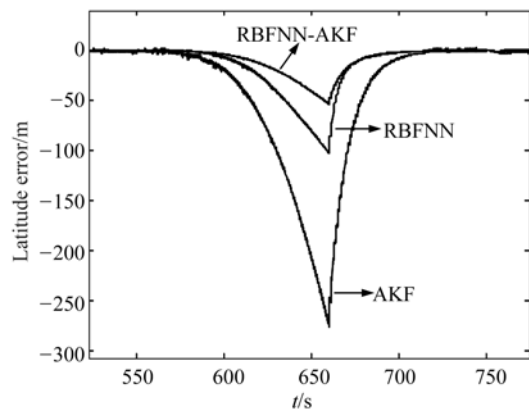


图 8 断开时间为 100 s 时第 3 段的纬度误差曲线  
Fig. 8 Latitude error curves of the third GPS outage with outage time of 100 s

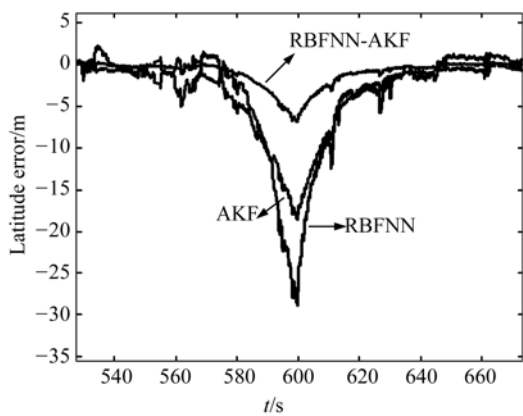


图 6 断开时间为 40 s 时第 3 段的纬度误差曲线  
Fig. 6 Latitude error curves of the third GPS outage with outage time of 40 s

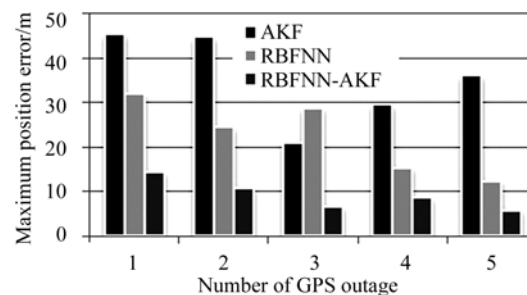


图 9 断开时间为 40 s 时各断开段位置误差最大值  
Fig. 9 Maximum position error of GPS outages with outage time of 40 s

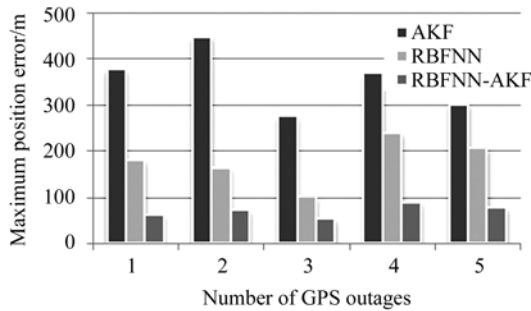


图 10 断开时间为 100 s 时各断开段位置误差最大值  
Fig. 10 Maximum position error of GPS outages with outage time of 100 s

图 9 与图 10 为 GPS 断开时间分别为 40 s 与 100 s 时,各断开段位置误差最大值的统计图。由图 9 与图 10 可以看出,在 GPS 断开 40 s 时,采用 AKF 与 RBFNN 方法时的最大位置误差分别达到了 45 m 与 32 m,而采用 RBFNN-AKF 方

法时最大位置误差优于 15 m;在 GPS 断开 100 s 时,采用 AKF 与 RBFNN 方法时的最大位置误差分别到达了 380 m 与 240 m,而采用 RBFNN-AKF 方法时的最大位置误差优于 90 m。

## 6 结 论

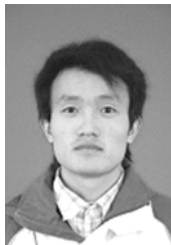
本文针对 MEMS-SINS/GPS 组合导航系统在 GPS 接收机无法工作时出现的导航误差发散问题,提出了 RBFNN 辅助 AKF 的信息融合方法。GPS 可用时,对 RBFNN 进行在线训练;GPS 失锁时,利用 RBFNN 对 AKF 更新过程的量测输入进行预测,从而保证系统的正常运行。跑车实验结果表明,在 GPS 断开时间为 40 s 时,采用该方法的位置误差优于 15 m,在 GPS 断开时间为 100 s 时,该方法的位置误差优于 90 m,结果充分证明了提出方法的有效性。

## 参考文献:

- [1] AGGARWAL P, SYED Z, NOURELDIN A, *et al.*. *MEMS-based Integrated Navigation* [M]. MA: Artech House, 2010.
- [2] 谢刚. GPS 原理与接收机设计 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2009.  
XIE G. *Principles of GPS and Receiver Design* [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2009. (in Chinese)
- [3] GROVES P D. *Principles of GNSS, Inertial, and Multisensor Integrated Navigation Systems* [M]. MA: Artech House, 2008.
- [4] 罗大成, 王仕成, 曾洪贵, 等. 紧耦合 GPS/INS 组合导航技术仿真研究 [J]. *系统工程与电子技术*, 2009, 31(12): 2929-2933.  
LUO D CH, WANG SH CH, ZENG H G, *et al.*. Simulation research on the technology of the tightly-coupled GPS/INS integration [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2009, 31(12): 2929-2933. (in Chinese)
- [5] WANG X L, LI Y F. An innovative scheme for SINS/GPS ultra-tight integration system with low-grade IMU [J]. *Aerospace Science and Technology*, 2012, 23(1), 452-460.
- [6] GREWAL M S, ANDREWS A P. Applications of Kalman filtering in aerospace 1960 to the present [J]. *IEEE Control Systems*, 2010, 30(3), 69-78.
- [7] GREWAL M S, ANDREWS A P. *Kalman Filtering: Theory and Practice Using Matlab* [M]. 3rd edition, Hoboken: Wiley & Sons, Inc, 2008.
- [8] 韩辅君, 徐静, 宋世忠. 基于低成本多传感器的自适应组合滤波 [J]. *光学精密工程*, 2011, 19(12): 3007-3015.  
HAN F J, XU J, SONG SH ZH. Adaptive attitude estimation filtering with low-cost multi-sensors for MAHRS [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(12): 3007-3015. (in Chinese)
- [9] HAMID W A, NOURELDIN A, EL-SHEIMY N. Adaptive fuzzy prediction of low-cost inertial-based positioning errors [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2007, 15(3): 519-529.
- [10] NOURELDIN A, KARAMAT T B. Performance enhancement of MEMS-based INS/GPS integration for low-cost navigation applications [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2009, 58(3), 1077-1096.
- [11] MALLESWARAN M, VAIDEHI V, JEBARSI M. Neural networks review for performance enhancement in GPS/INS integration [C]. *2012 International Conference on Recent Trends in Information Technology (ICRTIT)*, 2012, 34-39.

- [12] NOURELDIN A, EL-SHAFI A, BAYOUMI M. GPS/INS integration utilizing dynamic neural networks for vehicular navigation [J]. *Information Fusion*, 2011, 12(1):48-57.
- [13] ENGELBRECHT A P. *Computation Intelligence: An Introduction* [M]. 2nd ed, NJ:Wiley Publishing Inc., 2009.
- [14] WANG J J, WANG J L, SINCLAIR D, *et al.*. A neural network and Kalman filter hybrid approach for GPS/INS integration [C]. *International Symposium on GPS/GNSS, Juju; 12th IAIN Congress*, 2006,277-282.
- [15] CHIANG K W, HUANG Y W. An intelligent navigator for seamless INS/GPS integrated land vehicle navigation applications [J]. *Applied Soft Computing*, 2008, 8(1):722-733.
- [16] 林雪原, 鞠建波. 利用神经网络预测的 GPS/SINS 组合导航系统算法研究[J]. *武汉大学学报:信息科学版*, 2011, 36(5):602-604.  
LIN X Y, JU J B. GPS/SINS integrated navigation algorithm based on neural network prediction [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(5):602-604. (in Chinese)
- [17] CHIANG K W, CHANG H W. Intelligent sensor positioning and orientation through constructive neural network-embedded INS/GPS integration algorithms [J]. *Sensors*, 2010, 10(10):9252-9285.
- [18] CHIANG K W, NOURELDIN A, EL-SHEIMY N. A new weight updating method for INS/GPS integration architectures based on neural networks [J]. *Measurement Science and Technology*, 2004, 15(10):2053-2061.
- [19] TITTERTON D H, WESTON J L. *Strapdown Inertial Navigation Technology* [M]. 2nd edition, VA:AIAA, 2004.
- [20] 魏彤, 郭蕊. 自适应卡尔曼滤波在无刷直流电机系统参数辨识中的应用[J]. *光学精密工程*, 2012, 20(10):2308-2314.  
WEI T, GUO R. Application of adaptive Kalman filter to system identification of brushless DC motor [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(10):2308-2314. (in Chinese)

#### 作者简介:



崔留争(1988—),男,河南周口人,博士研究生,2009年于吉林大学获得学士学位,主要从事惯性导航与组合导航研究。E-mail:cuilzh@hotmail.com



贾宏光(1971—),男,黑龙江五常人,研究员,博士生导师,1994年于哈尔滨工业大学获得学士学位,1997年于长春光机学院获得硕士学位,2000年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位,主要从事飞行器地面半物理仿真技术研究。E-mail:jiahg@ciomp.ac.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)